

رجیستر کردن تصاویر Optical Coherence Tomography دیسک نوری و تصاویر فوندوس با استفاده از

الگوریتم‌های SURF و RANSAC

عالیه عهدی^۱، دکتر حسین ربانی^۲، دکتر علیرضا ورد^۲

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: رجیستر کردن تصاویر فرآیندی است که در آن دو تصویر از یک ناحیه که دارای شرایط یا زمان‌های تصویربرداری متفاوتی هستند و یا با دستگاه‌های متفاوتی گرفته شده‌اند، برای دستیابی به اطلاعات دقیق‌تر و جزئی‌تر بر هم منطبق می‌شوند. هدف از انجام این مطالعه، رجیستر کردن تصاویر سه بعدی OCT (Optical coherence tomography) دیسک نوری و تصاویر فوندوس بود.

روش‌ها: داده‌های مطالعه‌ی حاضر با استفاده از دستگاه 3D-OCT1000 مدل Topcon از بیمارستان فیض اصفهان جمع‌آوری گردید و شامل تصاویر سه بعدی OCT دیسک نوری و دو بعدی رنگی فوندوس چشم بود. تحقیق بر روی ۴۰ داوطلب با چشم طبیعی انجام گرفت. در اولین مرحله با میانگین‌گیری از سطوح تصاویر سه بعدی دیسک نوری، پروجکشن آن‌ها به دست آمد، سپس نقاط و بردارهای ویژگی رگ‌های استخراج شده‌ی تصاویر دو بعدی پروجکشن و بردارهای ویژگی با هم مطابقت داده شدند. با استفاده از الگوریتم RANSAC (Random sample consensus)، نقاط غیر تطابق با تخمین بهترین تابع تبدیل حذف گردید و در نهایت انتقال، مقیاس و زاویه‌ای که برای تغییر تصاویر OCT دیسک نوری به منظور رجیستر کردن با تصاویر فوندوس مورد نیاز بود، به دست آمد.

یافته‌ها: بهترین شاخص‌ها برای داده‌های مطالعه‌ی آستانه‌ی تطابق در روش SURF (Speeded-Up Robust Features) برابر با ۱۰۰ و بیشینه‌ی فاصله‌ی بین نقاط در روش RANSAC برابر با ۱۵ بود که خطای میانگین مربعات (Mean square error یا MSE) آن‌ها به ترتیب ۰/۰۲۷۲ و ۰/۰۲۶۸ به دست آمد. همچنین، به علت عدم وجود تبدیل پروجکشن حاضر بین داده‌های OCT و فوندوس و برای تخمین RANSAC، استفاده از تابع شباهت که تنها مقادیر انتقال، چرخش و مقیاس را تنظیم می‌نماید، به نتایج بهتری منجر خواهد شد. حاصل خطای کلی برای ۴۰ داده‌ی چشم طبیعی با انتخاب مقادیر شاخص‌های بهینه، ۰/۰۰۳۸ ± ۰/۰۲۶۸ به دست آمد.

نتیجه‌گیری: رجیستر کردن تصاویر پروجکشن OCT و تصاویر فوندوس رنگی، به طوری که بتوان اطلاعات تصویر OCT و تصویر فوندوس را ترکیب نمود، می‌تواند اطلاعات آناتومیک ارزشمندی از چشم در اختیار چشم‌پزشکان قرار دهد.

واژگان کلیدی: تصاویر Optical coherence tomography (OCT)، دیسک نوری، رجیستر کردن، الگوریتم Speeded-Up Robust Features (SURF)، الگوریتم Random sample consensus (RANSAC)

ارجاع: عهدی عالیه، ربانی حسین، ورد علیرضا. رجیستر کردن تصاویر Optical Coherence Tomography دیسک نوری و تصاویر فوندوس

با استفاده از الگوریتم‌های SURF و RANSAC. مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۴؛ ۳۳ (۳۶۰): ۲۰۲۵-۲۰۲۶

(Optic disc) نیز خوانده می‌شود، منطقه‌ی دایره‌ای شکل و روشن در تصاویر فوندوس شبکیه است (۱). زمانی که آکسون‌ها و سلول‌های گانگلیون آسیب می‌بینند، عملکرد دیسک نوری مختل می‌شود و منجر به نقص در دید شخص خواهد شد (۲-۳). بر اساس آسیب‌ها و بیماری‌های زیادی که دیسک نوری و شبکیه‌ی چشم را تهدید می‌کند، بررسی تصاویر توموگرافی هم‌دوس نوری (Optical coherence tomography یا OCT) از دیسک

مقدمه

شبکیه داخلی‌ترین لایه‌ی چشم و شامل سلول‌های گیرنده‌ی نور و سلول‌های عصبی می‌باشد. این لایه‌ی بسیار نازک، ۷۵ درصد مساحت کره‌ی چشم را می‌پوشاند. سر عصب بینایی (Optic nerve head) قسمتی از شبکیه است که در آن رشته‌های عصبی شبکیه از سطح آن به داخل عصب بینایی تغییر مسیر عمودی می‌دهند و از چشم خارج می‌شوند. این قسمت از شبکیه که اغلب با عنوان دیسک نوری

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی و کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی فن‌آوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: h_rabbani@med.mui.ac.ir

نویسنده‌ی مسؤو: دکتر حسین ربانی

گردید و نقاط تطابق دو تصویر مرجع و هدف با استفاده از آستانه‌گذاری به دست آمد. پس از آن، سه مدل متفاوت [شباهت (Similarity)، Affine و درجه‌ی دو (Quadratic)] برای نمونه‌های چشم طبیعی و بیمار مقایسه شد. بهترین نتیجه برای رجیستر کردن تصاویر چشم طبیعی از مدل درجه‌ی دو (۹) و برای چشم بیمار به علت تشخیص رگ‌های کمتر، از مدل شباهت حاصل گردید (۱۰).

در پژوهش دیگری از رجیستر کردن تصاویر OCT به عنوان ابزاری برای دقت بیشتر و مقایسه‌ی کمی مراحل بیماری چشم استفاده گردید و برای رجیستر کردن نیز الگوریتم SIFT (Scale-invariant feature transform) به کار برده شد. در این روش برای یافتن نقاط ویژگی، بیشینه و کمینه کردن فضای مقیاس Gaussian که برای SIFT در نظر گرفته می‌شود، مورد استفاده قرار گرفت. سپس با استفاده از نمودار هیستوگرام، جهت‌های شیب محلی در اطراف اکسترمم در نظر گرفته شده‌ی بردار ویژگی با ۴۰۹۶ عنصر توصیف گردید. نقاط تطابق با مقایسه‌ی فاصله‌ی میان بردارهای ویژگی پیدا می‌شود. در مطالعه‌ی مذکور، رجیستر کردن بر روی تصاویر تداخلی ONH (Optic nerve head) و ماکولا که از یک بیمار گرفته شده بود، انجام شد (۱۱).

در مطالعه‌ی حاضر از الگوریتم‌های رجیستر کردن بر اساس ویژگی برای رجیستر کردن تصاویر OCT دیسک نوری و تصاویر رنگی فوندوس استفاده شد. بدین ترتیب که ابتدا پروجکشن تصاویر OCT دیسک نوری به دست آمد و رگ‌های تصاویر حاصل شده و تصاویر فوندوس استخراج گردید. تصویر رگ‌های پروجکشن OCT به عنوان تصویر هدف و تصویر فوندوس به عنوان تصویر مرجع برای رجیستر کردن انتخاب شد. با استفاده از آشکارساز ویژگی SURF و الگوریتم RANSAC، روش نوینی برای رجیستر کردن تصاویر OCT به دست آمد. ویژگی برتر الگوریتم SURF نسبت به آشکارسازهای دیگر، تغییرناپذیری نسبت به مقیاس و چرخش می‌باشد که آن را از سایر آشکارسازهای ویژگی متمایز می‌سازد. همچنین، به علت استفاده از ماتریس Hessian در روش SURF، این آشکارساز پایدار و قابل تکرار می‌باشد. در این روش به علت استفاده از انتگرال تصویر، زمان محاسبات بسیار کاهش می‌یابد. به علت قابلیت تکرارپذیری در روش RANSAC، تعداد نقاطی که با استفاده از این روش با یکدیگر تطابق می‌یابند، نسبت به روش‌های دیگر بیشتر است که به عنوان مزیت برای این روش محسوب می‌شود.

روش‌ها

داده‌های مطالعه‌ی حاضر با استفاده از سیستم تصویربرداری 3D-OCT 1000 (مدل Topcon) از ۴۰ فرد با چشم طبیعی

نوری و تصاویر فوندوس و سنجش ارتباط آن‌ها و محل قرارگیری آن بر شبکیه، برای متخصصان و پزشکان جهت تشخیص بیماری‌های چشمی و سرعت بخشیدن به بهبودی آن حایز اهمیت خواهد بود. یکی از مهم‌ترین راه‌های رسیدن به این اهداف، رجیستر کردن (Registration) تصاویر OCT و تصاویر فوندوس می‌باشد. علاوه بر این، رجیستر کردن تصاویر ذکر شده به منظور کالیبراسیون دستگاه‌های تصویربرداری OCT اهمیت ویژه‌ای دارد. سیستم تصویربرداری OCT با استفاده از اصول اندازه‌گیری طول موج و بررسی تداخل اشعه‌های نور (ایترنومتری) (Interferometry) می‌تواند تصاویر دو یا سه بعدی با رزولوشن بالا را از مقطع آناتومیک شبکیه ایجاد نماید. همچنین، با استفاده از تصویر فوندوس می‌توان یک عکس دو بعدی رنگی از سطح داخلی چشم از جمله شبکیه، دیسک نوری، ماکولا و قطب خلفی ایجاد نمود.

رجیستر کردن تصویر، روند تبدیل مجموعه‌های متفاوتی از داده به یک سیستم مختصات واحد می‌باشد (۴). داده‌ها ممکن است عکس‌های متعدد، اطلاعات از سنسورها، زمان‌ها، عمق‌ها یا دیدگاه‌های مختلف باشد. طبق مطالعات انجام شده، الگوریتم‌های رجیستر کردن تصویر را می‌توان به دو دسته‌ی روش‌های بر اساس ویژگی و یا بر اساس شدت تقسیم‌بندی کرد (۵). در فرایند رجیستر کردن، یک تصویر به عنوان تصویر مرجع یا منبع و تصویر دیگر به عنوان هدف یا سنجش در نظر گرفته می‌شود. هدف از رجیستر کردن، تراز و یا ثبت تصویر هدف بر تصویر مرجع می‌باشد. روش‌های مبتنی بر شدت، الگوهای شدت در تصاویر را از طریق معیارهای همبستگی (Correlation metrics) مقایسه می‌کند؛ در حالی که روش‌های مبتنی بر ویژگی، مطابقت میان ویژگی‌های تصویر مانند نقاط، خطوط و کانتورها را پیدا می‌کند (۶).

برخی از الگوریتم‌های تطبیق ویژگی، برگرفته از تکنیک‌های سنتی برای انجام دستی رجیستر کردن تصاویر هستند که در آن اپراتور، نقاط کنترل مربوط (Corresponding control points) در تصاویر را انتخاب می‌کند و در بعضی دیگر به صورت اتوماتیک با استفاده از آشکارسازهای ویژگی همچون آشکارساز SURF (Speeded-Up Robust Features)، نقاط ویژگی انتخاب می‌شود. هنگامی که تعداد نقاط کنترل از حداقل مورد نیاز برای تعریف مدل تبدیل مناسب بیشتر باشد، الگوریتم‌هایی مانند RANSAC (Random sample consensus) می‌تواند برای یک نوع تبدیل خاص (مانند Affine) بهترین نقاط قابل اعتماد را استخراج نماید (۷-۸، ۵).

در مطالعه‌ای که تصاویر OCT و تصویر فوندوس رنگی رجیستر شدند، از بیشینه‌سازی تابع شباهت میان این تصاویر استفاده

جمع‌آوری شد.

مطابق با بلوک دیاگرام نشان داده شده در شکل ۲، مراحل رجیستر کردن صورت می‌گیرد. قسمت اول بلوک دیاگرام تا بلوک مطابقت مربوط به الگوریتم SURF و قسمت دوم مربوط به الگوریتم RANSAC می‌باشد؛ بدین صورت که با استفاده از روش SURF نقاط ویژگی در دو تصویر مرجع و هدف مشخص و بردارهای ویژگی برای این نقاط استخراج می‌شود و این نقاط با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه و با استاندارد SSD (Sum of squared differences) با هم مطابقت می‌گردند. سپس با استفاده از الگوریتم RANSAC، بهترین نقاط تطبیق یافته انتخاب و شاخص‌های رجیستر کردن با استفاده از آن‌ها و بر اساس مدل انتخابی، محاسبه می‌شوند.

الگوریتم SURF

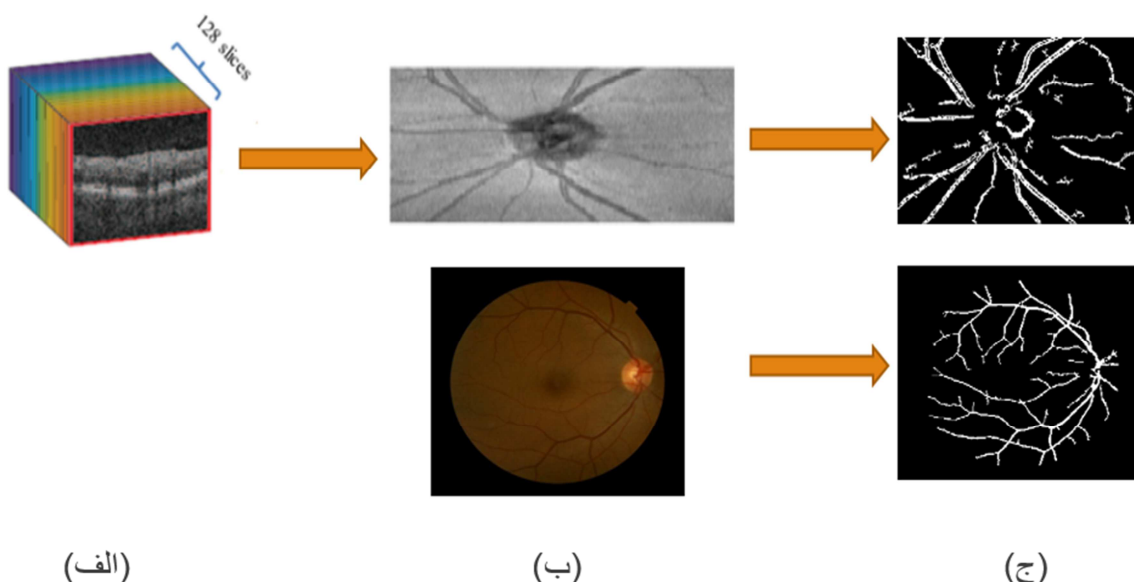
مراحل روش SURF عبارت از «تعیین نقاط ویژگی، دادن جهت و اختصاص بردار ویژگی و تطابق» می‌باشد.

به طور کلی یک روش برای رسیدن به تغییرناپذیری مقیاس، بررسی تصویر در مقیاس‌های متفاوت است که هر کدام فضای مقیاس نامیده می‌شود و این امر با به کار بردن هسته‌ی Gaussian محقق می‌گردد. روش SURF فضاهای مقیاس را به سطوح و اکتاو (Octave) تقسیم می‌کند. یک اکتاو به دو برابر شدن σ مربوط است و به سطوحی با فواصل یکنواخت تقسیم می‌شود. SURF یک هرم از نقشه‌های پاسخ با سطوح مختلف در اکتاو ایجاد می‌کند. الگوریتم SURF برای رسیدن به نقاط ویژگی، تصویر را در

داده‌های سه بعدی دیسک نوری دارای اندازه‌ی $650 \times 512 \times 128$ Voxel و رزولوشن مکانی $11/72 \times 46/88 \times 3/54$ میکرومتر بود. داده‌های دو بعدی اخذ شده از همان دستگاه، دارای تصاویر رنگی فوندوس چشم و اندازه‌ی 1536×1612 Voxel بود (۱۲). در مرحله‌ی پیش‌پردازش، با استفاده از میانگین‌گیری از سطوح تصاویر سه بعدی OCT دیسک نوری (میانگین‌گیری از ۱۲۸ سطح)، پروجکشن تصاویر OCT به دست آمد تا بتوان رجیستر کردن تصویر دو بعدی فوندوس به تصویر دو بعدی OCT را پیدا کرد (شکل ۱). با استفاده از الگوریتم استخراج رگ، رگ‌های تصاویر پروجکشن و فوندوس رنگی متناظر با هر کدام از آن‌ها استخراج می‌شود. گام‌های این الگوریتم به صورت خلاصه به شرح زیر می‌باشد (۱۳):

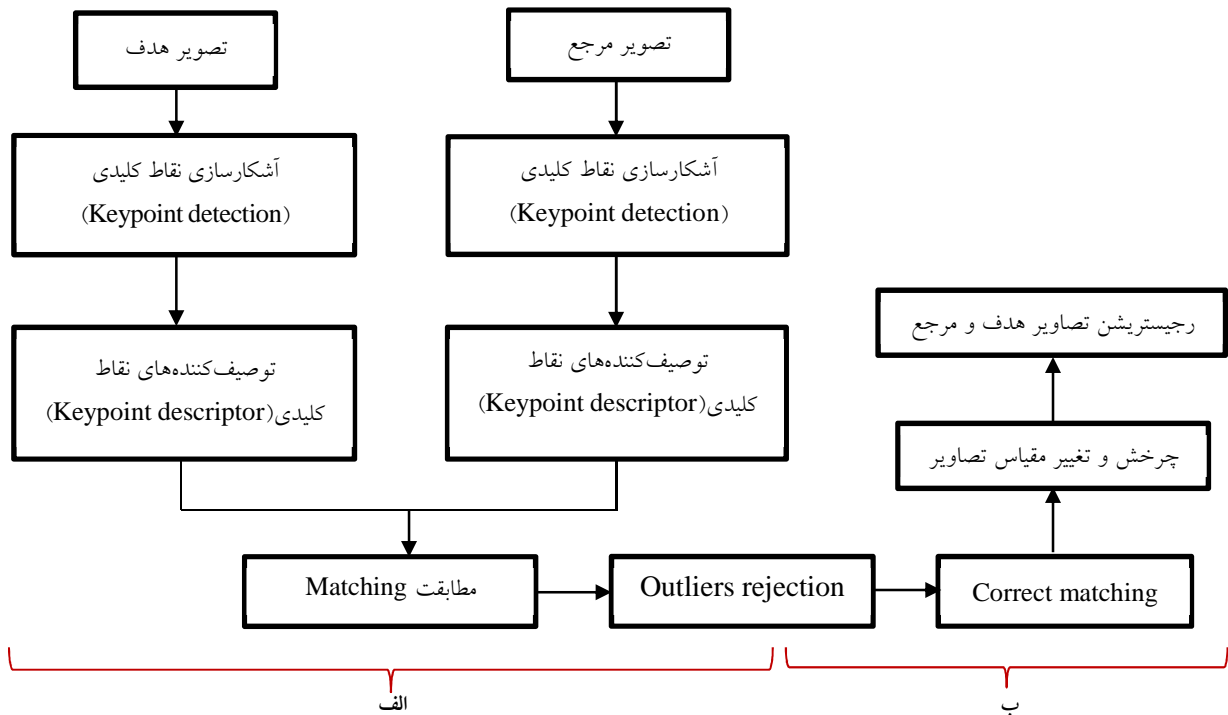
- ۱- پیش‌پردازش تصویر برای تقویت رگ‌های کوچک و نازک
- ۲- استفاده از تبدیل Curvelet بر روی تصاویر پیش‌پردازش شده به منظور رسیدن به تصاویر جهت‌دار
- ۳- محاسبه‌ی مقادیر ویژه ماتریس Hessian و سپس مشتق مرتبه‌ی دوم تصاویر جهت‌دار
- ۴- تجزیه و تحلیل مقادیر ویژه و ویژگی‌های شدت و طول برای تأیید و عدم تأیید رگ‌های اولیه.

تصاویر رگ‌های استخراج شده‌ی فوندوس و پروجکشن به ترتیب به عنوان تصویر مرجع و تصویر هدف برای رجیستر کردن در نظر گرفته می‌شوند. پس از در نظر گرفتن تصویر هدف و مرجع



شکل ۱. مراحل استخراج رگ‌های تصاویر مرجع و هدف

قسمت الف: نمای سه بعدی OCT (Optical coherence tomography) دیسک نوری، قسمت ب: در بالا نمای پروجکشن OCT دیسک نوری و در پایین نمای دو بعدی فوندوس رنگی و قسمت ج: نمای رگ‌های پروجکشن و فوندوس

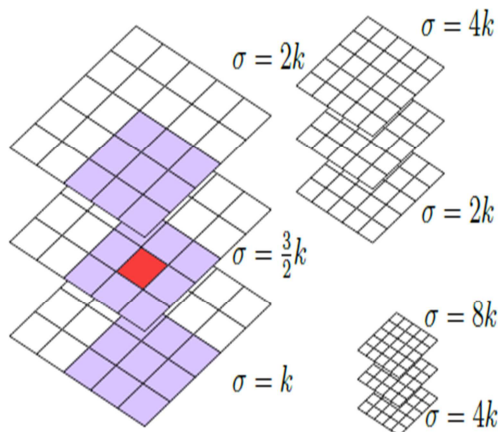


شکل ۲. بلوک دیاگرام رجیستر کردن

قسمت الف: بلوک های الگوریتم SURF (Speeded-Up Robust Features) و قسمت ب: بلوک های الگوریتم RANSAC (Random sample consensus)

شکل ۳ نشان داده شده است. پیکسل قرمز رنگ، نقطه‌ی ویژگی مورد نظر را نشان می‌دهد.

$$I(x) = \sum_{i=0}^{i < x} \sum_{j=0}^{j < y} I(x, y) \quad \text{رابطه‌ی ۴}$$



شکل ۳. نمایی از اکتاوهای متفاوت (۱۴)

برای استخراج ویژگی (توصیف‌گر)، ابتدا لازم است جهت‌ی به نقاط مورد نظر اختصاص یابد. بدین منظور پاسخ‌های Haar wavelet (۱۵) در جهت‌های X و Y در داخل همسایگی

مقیاس‌های متفاوت با استفاده از هسته‌ی Gaussian با واریانس σ در نظر می‌گیرد. در نهایت نقاط مورد نظر، نقاط خروجی حذف‌کننده‌ی مقادیر غیر بیشینه‌ی (Non-maximal-suppression) دترمینان ماتریس Hessian می‌باشند که در یک سطح و در میان ۸ نقطه‌ی همسایگی و ۹ نقطه از سطح بالایی و ۹ نقطه از سطح پایین اعمال می‌گردد (ماتریس Hessian با استفاده از کانولوشن تصویر با مشتقات جزئی مرتبه‌ی دوم هسته‌ی Gaussian و واریانس σ حاصل می‌شود). ماتریس Hessian طبق ماتریس نشان داده شده در رابطه‌ی ۱ و درایه‌های آن طبق رابطه‌های ۲ و ۳ می‌باشد.

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad \text{رابطه‌ی ۱}$$

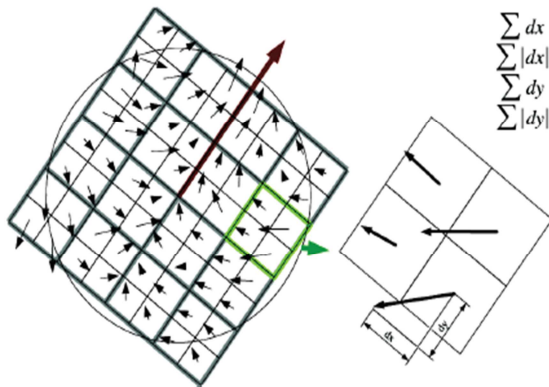
$$L_{xx}(x, \sigma) = I(x) * \delta^2 / \delta x^2 g(\sigma) \quad \text{رابطه‌ی ۲}$$

$$L_{xy}(x, \sigma) = I(x) * \delta^2 / \delta xy g(\sigma) \quad \text{رابطه‌ی ۳}$$

همچنین، برای سرعت بخشیدن به روند کار از انتگرال تصاویر استفاده می‌شود. در واقع $I(x)$ تصویری است که در آن هر نقطه به صورت مجموع همه‌ی پیکسل‌ها در ناحیه‌ی مستطیلی با اندیس‌های کوچک‌تر از مختصات نقطه‌ی مورد نظر ذخیره می‌شود. انتگرال تصویر در رابطه‌ی ۴ آمده است. نمونه‌ای از سطوح همسایگی در

$$D(I_j, T) = \sum_{i=1}^n |I_{ij} - T_i|^2$$

رابطه ی ۶



شکل ۴. نحوه ی ایجاد توصیف گر (۱۶)

الگوریتم SURF برای مراحل ذکر شده با استفاده از توابع Extract features, Detect SURF features و Match features تحقق می یابد. تنظیمات کلیدی برای توابع ذکر شده مطابق با جدول ۱ برای اجرا در مطالعه ی حاضر می باشد. شاخص Metric threshold عدد مثبتی است که آستانه ای را برای انتخاب قوی ترین ویژگی ها مشخص می کند. شاخص Method روش انتخابی تطابق بردارهای ویژگی را مشخص می کند و معیار اندازه گیری آن، پارامتر Metric است که در قسمت پیش توضیح داده شد. Match threshold عددی بین ۰ تا ۱۰۰ می باشد و آستانه ای برای انتخاب قوی ترین تطابق ها به شمار می رود. Pre-normalized شاخصی برای تشخیص نرمال بودن بردارهای ویژگی است که True به معنی نرمال بودن بردارهای ویژگی و False به این معنی است که بردارها نیاز به نرمال سازی دارند.

الگوریتم RANSAC

پس از تطابق تصاویر مرجع و هدف، تطابق های نامطلوب با استفاده از روش RANSAC حذف و تطابق های نهایی به دست آمد. روش RANSAC یک روش تکراری برای تخمین شاخص های مدل ریاضی از روی اطلاعات موجود می باشد. روند این الگوریتم به صورت گام های ۱ تا ۵ است (۱۸):

دایره ای به شعاع ۶۸ در اطراف نقطه ی کلیدی محاسبه می شود. S مقیاسی است که نقطه ی کلیدی در آن مقیاس آشکار شده است. جهت اصلی با محاسبه ی مجموع همه ی پاسخ ها داخل پنجره ی جهتی لغزان با اندازه ی $\frac{\pi}{3}$ تخمین زده می شود. جهت در هر پنجره با محاسبه ی مجموع پاسخ ها در جهت افقی و عمودی به طور جداگانه محاسبه می شود که منجر به بردار جهت محلی در پنجره می گردد. بلندترین جهت در تمام پنجره ها نشان دهنده ی جهت اصلی می باشد. پس از مشخص شدن جهت، ناحیه ی مربعی با اندازه ی $20s \times 20s$ در اطراف نقطه ی کلیدی در نظر گرفته می شود. سپس، این ناحیه در امتداد جهت انتخابی چرخانده می شود. ناحیه ی انتخابی مانند شکل ۴ به زیرنواحی مربعی 4×4 تقسیم می گردد که هر زیرناحیه دارای ابعاد 5×5 است. پاسخ های Haar wavelet در جهت افقی d_x و عمودی d_y محاسبه می شود که جهت افقی و عمودی نسبت به جهت انتخابی نقطه ی کلیدی سنجیده می شود. سپس پاسخ های Haar wavelet d_x و d_y در هر زیرناحیه با هم جمع شده، مجموعه ی اولیه ای از بردار ویژگی را تشکیل می دهد. به منظور دسترسی به اطلاعاتی در مورد پلاریته ی تغییرات شدت، قدر مطلق این مقادیر نیز محاسبه می شود (رابطه ی ۵).

بنابراین، در هر زیرناحیه، یک بردار توصیف گر ۴ بعدی تشکیل می شود. با در نظر گرفتن نواحی 4×4 ، این نتایج منجر به توصیف گری با بعد ۶۴ (SURF-۶۴) خواهد شد (۱۶).

$$v = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|) \quad \text{رابطه ی ۵}$$

برای تطابق بردارهای توصیف گر در تحقیق حاضر، از روش نزدیک ترین همسایگی متقارن (Nearest neighbor symmetric) با استاندارد SSD استفاده شد. در این روش ابتدا دسته ای از نزدیک ترین توصیف گر ها از تصویر مرجع برای هر کدام از توصیف گر های تصویر هدف استخراج می گردد. در ادامه دوباره این کار تکرار می شود. سپس، با محاسبه ی استاندارد SSD با استفاده از رابطه ی ۶ و کمینه ی در نظر گرفتن پاسخ، تطابق بین دو بردار ویژگی صورت می گیرد (۱۷).

جدول ۱. تنظیمات کلیدی الگوریتم SURF (Speeded-Up Robust Features)

| شاخص | نوع شاخص و یا مقدار انتخابی در تحقیق حاضر | نوع شاخص و یا مقدار انتخابی پیش فرض |
|------------------|-------------------------------------------|-------------------------------------|
| Metric threshold | ۱۰۰ | ۱۰۰۰ |
| Method | Nearest neighbor symmetric | Nearest neighbor ratio |
| Metric | SSD | SSD |
| Match threshold | ۸۰ | ۱۰ |
| Pre-normalized | True | False |

SSD: Sum of squared differences

که n تعداد نمونه گرفته شده در هر تکرار و p احتمال نقاط تطابق یافته درست و P احتمال حداقل یک موفقیت بعد از k بار آزمایش می‌باشد (۲۰-۱۹).

با توجه به رابطه‌ی ذکر شده برای به دست آوردن تعداد مراحل تکرار، رابطه‌ی ۶ به دست می‌آید که در آن $P = 0.9$ می‌باشد (۲۱).

$$k = \frac{\log(1-P)}{\log(1-pn)} \quad \text{رابطه‌ی ۶}$$

الگوریتم RANSAC در نرم‌افزار Matlab با استفاده از دستور EstimateGeometricTransform محقق می‌شود (۲۲). تنظیمات کلیدی مورد استفاده طبق جدول ۲ برای داده‌های مطالعه در نظر گرفته شد. شاخص Transform type نوع تابع تبدیل تخمین زده شده با استفاده از RANSAC را مشخص می‌کند. MaxDistance فاصله‌ی میان نقاط تطابق را نشان می‌دهد و MaxNum Trials تعداد دفعات تکرار روش را که همان k در رابطه‌ی ذکر شده است، نشان می‌دهد.

در نهایت، از روی تابع تبدیل بهینه که از روش RANSAC به دست می‌آید، انتقال، زاویه و مقیاس برای تغییر تصویر هدف و رجیستر شدن آن با تصویر فوندوس حاصل می‌شود. انتقال، زاویه و مقیاس به دست آمده، بر روی بعدی از تصویر هدف که پروجکشن از آن حاصل شده است، اعمال می‌گردد و در نهایت به رجیستر کردن تصویر OCT دیسک نوری و فوندوس می‌رسد. بدین طریق می‌توان به ارتباط میان این تصاویر دست یافت.

یافته‌ها

نتایج حاصل از به کارگیری الگوریتم SURF بر روی تصاویر رگ‌های استخراج شده پروجکشن دیسک نوری و فوندوس برای داده‌ی شکل ۱ که به ترتیب به عنوان تصویر هدف و مرجع انتخاب شده، به صورت نمونه در شکل ۵ آمده است.

نتایج حاصل از روش RANSAC به منظور تعیین تطابق‌های درست برای همان چشم در شکل ۶ ارائه شده است. همچنین، یافته‌های رجیستر کردن با استفاده از RANSAC برای تصاویر هدف در همان داده‌ی قبلی (شکل ۷) و دو داده‌ی طبیعی دیگر (شکل ۸) به عنوان نمونه نشان داده شده است.

گام اول: انتخاب تصادفی سه نقطه و تخمین تابع تبدیل اولیه
گام دوم: بررسی صحت تابع تبدیل با استفاده از نقاط دیگر
گام سوم: در صورتی که نقاط مورد تأیید از نصف نقاط ویژگی تصویر زیادتر نباشند، دوباره تابع تبدیل جدید از روی نقاط تصادفی جدید تخمین زده می‌شود.

گام چهارم: تکرار گام سوم تا رسیدن به تابع تبدیل مناسب جهت حذف نقاط تطابق غیر صحیح

گام پنجم: محاسبه‌ی خطای مدل به وسیله‌ی خطای حاصل از نقاط صحیح تشخیص داده شده و انتخاب مدل مناسب
در واقع اگر نقاط انتخابی از کل نقاطی که با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه تطابق یافتند، در تصویر مرجع به صورت $[x_1, y_1]$, $[x_2, y_2]$ و $[x_3, y_3]$ و سه نقطه در تصویر هدف به صورت $[x'_1, y'_1]$, $[x'_2, y'_2]$ و $[x'_3, y'_3]$ در نظر گرفته شود، ۶ معادله و ۶ مجهول ایجاد می‌گردد.

$$ax_1 + by_1 + c = x'_1 \quad dx_1 + ey_1 + f = y'_1 \quad \text{رابطه‌ی ۱}$$

$$ax_2 + by_2 + c = x'_2 \quad dx_2 + ey_2 + f = y'_2 \quad \text{رابطه‌ی ۲}$$

$$ax_3 + by_3 + c = x'_3 \quad dx_3 + ey_3 + f = y'_3 \quad \text{رابطه‌ی ۳}$$

ماتریسی که از سه معادله و سه مجهول ذکر شده در بالا به منظور رسیدن به تابع تبدیل تخمینی برای روش RANSAC ایجاد می‌شود، به صورت رابطه‌ی ۴ است.

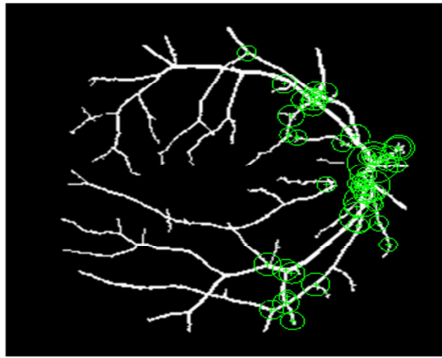
$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_2 \\ x'_3 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه‌ی ۴}$$

با به دست آوردن شاخص‌های a , b و c ، اولین تابع تبدیل مورد نظر به دست می‌آید و سپس، طبق گام‌های دوم و سوم که در بالا ذکر شد، این تابع بر روی نقاط تطابق دیگر نیز اعمال می‌شود و در این مرحله، آستانه‌گذاری مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای رسیدن به دفعات تکرار از رابطه‌ی ۵ استفاده می‌شود:

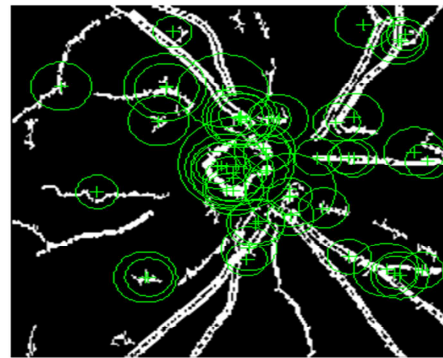
$$P = 1 - (1 - p^n)^k \quad \text{رابطه‌ی ۵}$$

جدول ۲. تنظیمات الگوریتم RANSAC (Random sample consensus)

| نوع شاخص و یا مقدار انتخابی پیش فرض | نوع شاخص و یا مقدار انتخابی در تحقیق حاضر | شاخص |
|-------------------------------------|-------------------------------------------|----------------|
| Affine | مشابهت (Similarity) | Transform type |
| ۱/۵ | ۱۵ | MaxDistance |
| ۱۰۰۰ | ۱۰۰۰۰ | MaxNum Trials |

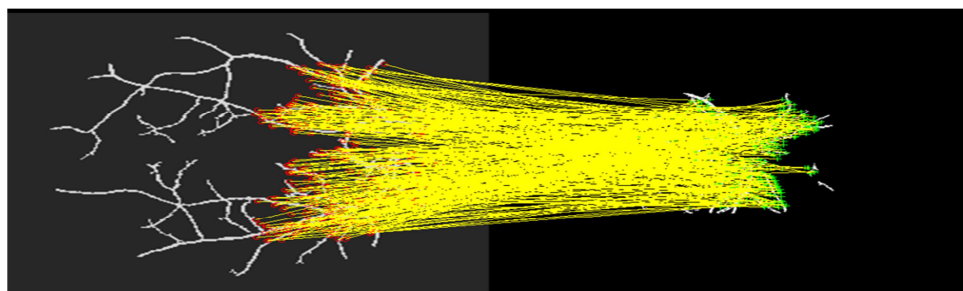


(ب)

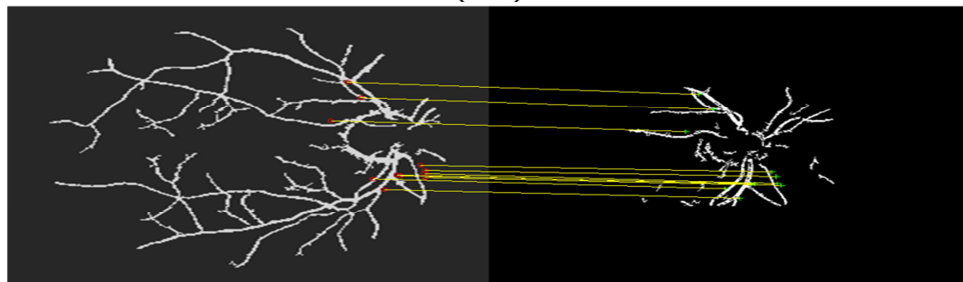


(الف)

شکل ۵. نتایج به کارگیری الگوی (Speeded-Up Robust Features) SURF



(الف)



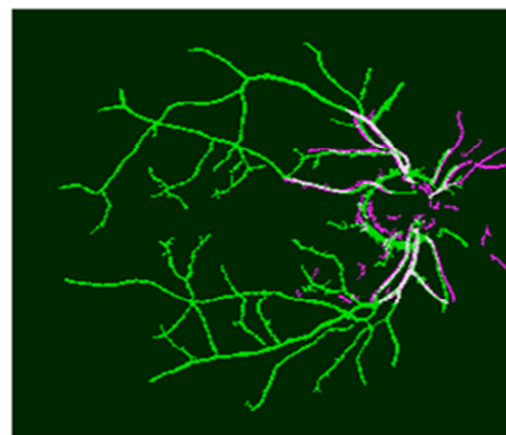
(ب)

شکل ۶. قسمت الف: تمامی نقاط تطابق یافته و قسمت ب: نقاط تطابق صحیح که برای داده‌ی شکل قبل با استفاده از RANSAC (Random sample consensus) انتخاب شده‌اند.

زاویه، مقیاس، خطای میانگین مربعات (Mean square error) یا (MSE)، انتقال در راستای محور افقی (T_x) و انتقال در راستای محور عمودی (T_y) برای یک نمونه‌ی چشم طبیعی (شکل ۷) در شرایطی که Match threshold مقادیر مختلفی دارد، در جدول ۳ ارائه شده است. همان‌گونه که داده‌های جدول نشان می‌دهد، خطا برای Match threshold = ۱۰۰۰ کمترین مقدار بود.

در جدول ۴، میزان MSE برای مقادیر مختلف MaxDistance (که مقدار فاصله‌ی میان نقاط در RANSAC را نشان می‌دهد) برای همان داده آورده شده است که حداقل خطا در MaxDistance = ۱۵ به دست آمد.

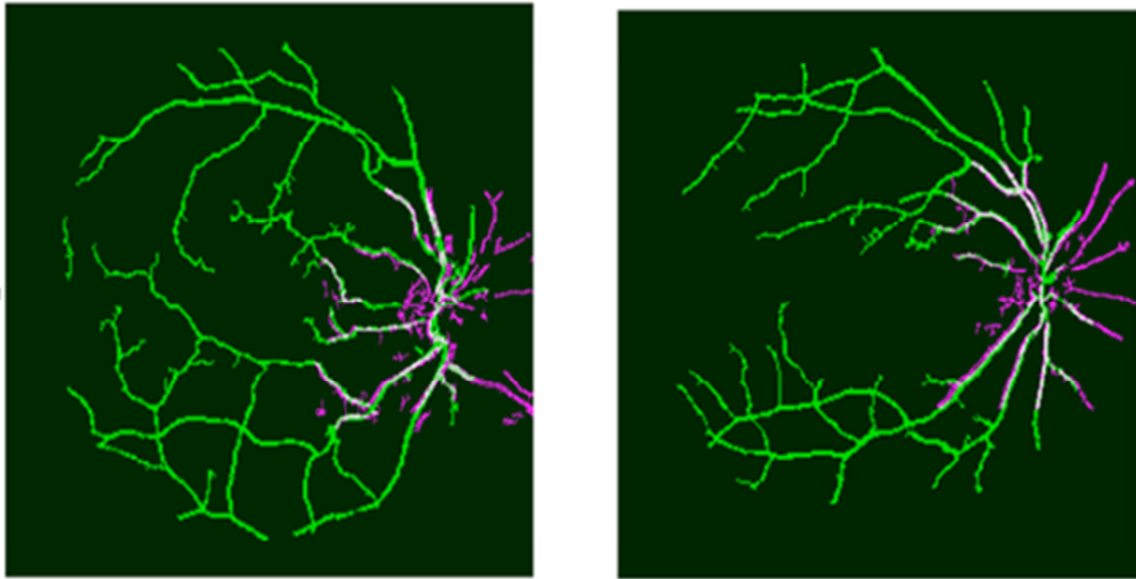
در جدول ۵، مقدار خطای دو تابع تبدیل شباهت و Affine با



شکل ۷. نتایج حاصل از رجیستر کردن برای داده‌ی شکل قبل

محاسبه‌ی کم برای رجیستر کردن می‌باشد و به همین علت، زمان رجیستر کردن با SURF و RANSAC (۱۵/۰۵۹ ثانیه) بسیار کمتر از روش همبستگی (Correlation) (۲۲۳/۸۳۵ ثانیه) برای یک داده بود. این دو نمونه با استفاده از سیستم مدل DELL (VOSTRO 1520) و حافظه‌ی ۴ گیگابایتی مقایسه شدند. نتایج بصری رجیستر کردن با دو روش مذکور در شکل ۹ آمده است.

MaxDistance متفاوت برای داده‌ی مورد نظر ارزیاب شده است. به طور کلی، برای ۴۰ داده‌ی چشم سالم و با Match threshold، MaxDistance و تابع تبدیل شباهت (که طبق جداول ذکر شده مقادیر و تابع بهینه هستند)، خطای میانگین مربعات 0.0038 ± 0.0268 به دست آمد. همان‌گونه که پیش‌تر توضیح داده شد، مزیت استفاده از روش اتوماتیک در مطالعه‌ی حاضر، زمان



شکل ۸. نتایج حاصل از رجیستر کردن برای دو داده به صورت نمونه

جدول ۳. زاویه، مقیاس و خطای به دست آمده از تغییر آستانه‌ی مرحله‌ی مطابقت ویژگی برای یک تصویر

| Match threshold | ۵۰ | ۶۰ | ۷۰ | ۸۰ | ۹۰ | ۱۰۰ |
|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| زاویه | ۰/۸۷۱۲ | ۰/۸۴۸۳ | ۴/۱۷۲۱ | ۲/۸۷۱۲ | ۱/۹۶۶۳ | ۰/۹۱۲۳ |
| مقیاس | ۱/۰۱۸۲ | ۰/۹۴۰۵ | ۱/۰۰۵۷ | ۱/۰۱۸۲ | ۱/۰۰۰۵ | ۰/۹۴۰۴ |
| MSE | ۰/۰۳۰۰ | ۰/۰۲۷۳ | ۰/۰۲۸۴ | ۰/۰۳۰۰ | ۰/۰۲۸۸ | ۰/۰۲۷۲ |
| T _x | -۳۵۲/۳۵۱۲ | -۳۳۴/۳۱۲۸ | -۳۴۱/۱۵۰۵ | -۳۳۹/۲۴۷۶ | -۳۴۶/۰۵۵۸ | -۳۴۶/۲۹۱۲ |
| T _y | -۱۵۷/۸۰۳۶ | -۱۶۲/۸۴۸۰ | -۱۶۰/۷۸۷۹ | -۱۵۴/۷۲۷۹ | -۱۵۹/۷۰۲۹ | -۱۶۵/۱۹۳۷ |

MSE: Mean square error

جدول ۴. خطای به دست آمده از تغییرات فاصله‌ی میان نقاط در RANSAC (Random sample consensus)

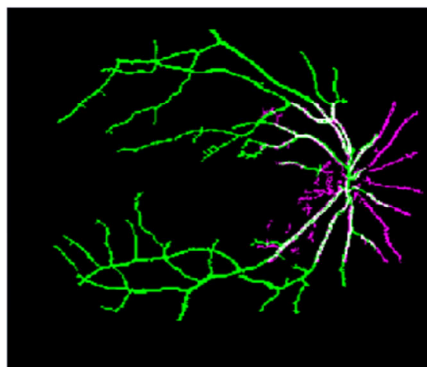
| MaxDistance | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ | ۱۷ | ۱۶ | ۱۵ |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| MSE | ۰/۰۲۷۵ | ۰/۰۲۹۲ | ۰/۰۲۷۲ | ۰/۰۲۷۸ | ۰/۰۲۷۷ | ۰/۰۲۶۸ |

MSE: Mean square error

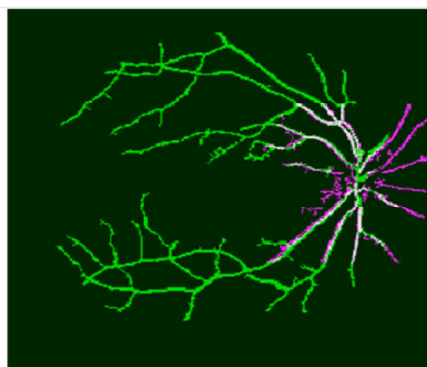
جدول ۵. مقدار خطا برای توابع متفاوت

| Transform function | Similarity | Affine | Similarity | Affine |
|--------------------|------------|--------|------------|--------|
| MaxDistance | ۱۵ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۰ |
| MSE | ۰/۰۲۷۷ | ۰/۰۲۸۱ | ۰/۰۲۸۲ | ۰/۰۲۷۰ |

MSE: Mean square error



(ب)



(الف)

شکل ۹. نتایج حاصل از رجیستر کردن

قسمت الف: با روش RANSAC (Random sample consensus) و SURF (Speeded-Up Robust Features) و قسمت ب: رجیستر کردن با روش همبستگی

گردید، در الگوریتم RANSAC از دو تابع تبدیل Affine و شباهت می توان استفاده نمود که خطای به دست آمده برای بعضی مقادیر MaxDistance در تابع Affine کمتر بود. با این حال چون تبدیل پروجکشن برای تصاویر OCT و فوندوس قابل قبول نیست، از تابع شباهت استفاده می شود.

بر اساس نتایج به دست آمده، زمان محاسبه برای رجیستر کردن با روش ذکر شده در مقایسه با روش همبستگی کمتر و بهینه تر است.

تشکر و قدردانی

بدین وسیله از زحمات خانم طاهره محمودی کارشناس ارشد مهندسی پزشکی جهت جمع آوری داده ها، تشکر و قدردانی به عمل می آید.

بحث

در مطالعه‌ی حاضر یک روش اتوماتیک برای رجیستر کردن تصاویر OCT و فوندوس مطرح شد. بر اساس یافته‌های به دست آمده، روش SURF برای استخراج نقاط ویژگی و بردارهای آن روشی سریع و با خطای کم خواهد بود. ویژگی بارز روش SURF، تغییرناپذیری نسبت به مقیاس و چرخش می باشد.

همچنین، روش RANSAC مناسبی برای حذف نقاط غیر تطابق است؛ با این تفاوت که چون روشی تکراری برای تخمین شاخص‌های مورد نیاز می باشد، از صحت صددرصدی برخوردار نیست، اما تکرار بیشتر الگوریتم که خود باعث افزایش زمان اجرا می شود، صحت بیشتری به دنبال دارد. همچنین، طبق نتایجی که ذکر

References

1. Marsh BC, Cantor LB, WuDunn D, Hoop J, Lipyanik J, Patella VM, et al. Optic nerve head (ONH) topographic analysis by stratus OCT in normal subjects: correlation to disc size, age, and ethnicity. *J Glaucoma* 2010; 19(5): 310-8.
2. Burgoyne CF. Image analysis of optic nerve disease. *Eye (Lond)* 2004; 18(11): 1207-13.
3. Kernt M, Kampik A. Imaging of the peripheral retina. *Oman J Ophthalmol* 2013; 6(Suppl 1): S32-S35.
4. Morishita K, Omori Sh, Yamagata Sh, Yokoyama T, Sano K, Ogushi A. Image registration method [Patent: US4644582 A]. 1987.
5. Goshtasby AA. Introduction. 2-D and 3-D Image Registration. Hoboken, NJ: John Wiley and Sons; 2004.
6. Thevenaz P, Ruttimann UE, Unser M. A pyramid approach to subpixel registration based on intensity. *IEEE Trans Image Process* 1998; 7(1): 27-41.
7. Mokhtarian F, Abbasi S. Shape similarity retrieval under affine transforms. *Pattern Recognition* 2002; 35(1): 31-41.
8. Brown LG. A survey of image registration techniques. *ACM Comput Surv* 1992; 24(4): 325-76.
9. Golabbakhsh M, Rabbani H. Vessel-based registration of fundus and optical coherence tomography projection images of retina using a quadratic registration model. *IET Image Processing* 2013; 7(8): 768-76.
10. Li Y, Gregori G, Knighton RW, Lujan BJ, Rosenfeld PJ. Registration of OCT fundus images with color fundus photographs based on blood vessel ridges. *Opt Express* 2011; 19(1): 7-16.
11. Niemeijer M, Garvin MK, Lee K, van Ginneken B, Abramoff MD, Sonka M. Registration of 3D spectral OCT volumes using 3D SIFT feature point matching. *Medical Imaging 2009: Image Processing* 2009; 7259: 1-8.
12. Mahmudi T, Kafieh R, Rabbani H, Mehri Dehnavi A, Akhlagi M. Comparison of macular OCTs in right and left eyes of normal people. *Medical Imaging 2014: Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging* 2014; 9038: 1-6.

13. Doost-Hosseini A. Vessel centerlines extraction from Fundus Fluorescein Angiogram based on Hessian analysis of directional curvelet subbands. Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 May 26-31; Vancouver, Canada.
14. Pedersen JT. Study group SURF: Feature detection and description. Aarhus, Denmark: Department of Computer Science, Aarhus University;2011.
15. Zhang M, Li Z, Zhang CN, ai H. Adaptive feature extraction and image matching based on haar wavelet transform and SIFT. International Journal of Digital Content Technology and its Applications 2012; 6(7): 1-8.
16. Bay H, Ess A, Tuytelaars T, Van Gool L. Speeded-Up Robust Features (SURF). Comput Vis Image Underst 2008; 110(3): 346-59.
17. Pahlberg T, Hagman O, Thurley M. Recognition of boards using wood fingerprints based on a fusion of feature detection methods. Comput Electron Agr 2015; 111: 164-73.
18. Matas J, Chum O. Randomized RANSAC with sequential probability ratio test. 2005. p. 1727-32.
19. Fischler MA, Bolles RC. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Communications of the ACM 1981; 24(6): 381-95.
20. Ghergherehchi, M.; Seung Yeol Kim; Afarideh, H.; Yoon Sang Kim, "RANDOM sample consensus (RANSAC) algorithm for enhancing overlapped etched track counting," in Image Processing, IET , vol.9, no.2, pp.97-106, 2 2015.
21. Kang M, Gao J, Tang L. Nonlinear RANSAC Optimization for Parameter Estimation with Applications to Phagocyte Transmigration. Proc Int Conf Mach Learn Appl 2011; 1: 501-4.
22. Rabbani H, Allingham MJ, Mettu PS, Cousins SW, Farsiu S. Fully automatic segmentation of fluorescein leakage in subjects with diabetic macular edema. Invest Ophthalmol Vis Sci 2015; 56(3): 1482-92.

Registration of Optical Coherence Tomography (OCT) of Optic Nerve Head and Fundus Images Using Speeded-Up Robust Features (SURF) and Random Sample Consensus (RANSAC) Algorithms

Alieh Ahdi¹, Hossein Rabbani PhD², Alireza Vard PhD²

Original Article

Abstract

Background: Registration of images is the process of matching two images of an area or a scene with different conditions or imaging times or taken by different sets to achieve more accurate and detailed information. The purpose of this study was registration of three-dimensional optical coherence tomography (OCT) optic nerve head and fundus images.

Methods: Data used in this study were taken via 3D-OCT (Topcon model 1000) and contained images of three-dimensional OCT and two-dimensional colored fundus. This study was performed on 40 volunteers with normal eyes. In the first step, the projection of 3D-OCT images was gotten; then, the projection images of extracted vessels of two-dimensional fundus were achieved. Speeded-up robust features (SURF) algorithm was used to find the points and their feature vectors and then to match the feature vectors. In the next step, eliminated outliers points were deleted using Random sample consensus (RANSAC) algorithm. Finally, the scale and the angle for changing optic disc OCT images to be registered with fundus image were achieved.

Findings: Combining the projections of OCT and colored fundus images were well done using SURF and RANSAC algorithms. The best obtained parameters were match threshold of 100 in SURF algorithm and maximum distance of 15 in RANSAC algorithm with the mean square errors of 0.0272 and 0.0268, respectively. Due to lack of conversion of projection between the data of OCT and fundus images, for estimating the RANSAC algorithm, similarity function that just adjusted the values of transfer, rotation and scale, would lead to better results. The overall error for the data of 40 normal eyes selecting optimal values of parameters was 0.0038 ± 0.0268 .

Conclusion: Registration of projection of OCT and fundus images via combining the information of OCT and fundus images can provide valuable anatomical information from the eyes for ophthalmologists.

Keywords: Optic disk, Optical coherence tomography (OCT) images, Registration, Speeded-up robust features (SURF) algorithm, Random sample consensus (RANSAC) algorithm

Citation: Ahdi A, Rabbani H, Vard A. Registration of Optic Nerve Head Optical Coherence Tomography (OCT) and Fundus Images Using Speeded-Up Robust Features (SURF) and Random Sample Consensus (RANSAC) Algorithms. J Isfahan Med Sch 2016; 33(360): 2027-36

1- MSc Student, Department of Biomedical Engineering, School of Medicine AND Student Research Committee, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2- Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Advanced Medical Technology, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

Corresponding Author: Hossein Rabbani PhD, Email: h_rabbani@med.mui.ac.ir